

《深度逻辑》

統一 邏輯、深度學習、與人工智能

YKY

November 10, 2020

Summary

- BERT 在训练过程中「被逼」预测遮掩的词语，由此诱导出人类的知识，这已经具有 AGI 的雏形
- 从经典逻辑 AI 的角度看，BERT 内部可能有符合逻辑思维的结构，而我们很惊讶地发现，透过 Curry-Howard 对应，BERT 可以看成是一种另类的逻辑
- AGI 系统可以和 逻辑结构（以 范畴论、topos 表述）建立紧密的联系，这个联系可以指导往后的 AGI 发展路线，非常方便
- 我需要一些合作者帮助，特别是 BERT 和 soft Actor-Critic 方面

Contents

1	Structure of AI in the framework of reinforcement learning	3
---	--	---

2	Structure of logic	3
2.1	Curry-Howard correspondence	3
2.2	\forall and \exists as adjunctions	4
2.3	Sheaves and topos	4
2.4	Symmetry in logic	4
2.5	Symmetric neural network	4
2.6	知识图谱 (knowledge graphs)	5
2.7	逻辑 与 AI 之间的联系	5
2.8	谓词 (predicates) vs 命题 (propositions)	6
2.9	对 逻辑主义 的质疑	7
3	BERT as an alternative logic	7
3.1	BERT 的革命性意义: 「闭环路训练」	7
3.2	BERT 的内部结构	8
3.3	BERT 的逻辑化	8
3.4	Attention 是什么?	9
3.5	“Attention is all you need” ?	9
3.6	BERT 为什么成功?	10
3.7	改良 BERT: 类似 attention 的方法	11

3.8	逆因推理 (abduction) 与 自然语言理解	11
3.9	捕捉更广泛的 semantics	12
3.10	Content-addressable long-term memory	13

4 References 13

1 Structure of AI in the framework of reinforcement learning

An AI is essentially a dynamical system that constantly updates its “state” \boldsymbol{x} :

$$\dot{\boldsymbol{x}} = \boldsymbol{F}(\boldsymbol{x}) \tag{1}$$

Part of the state \boldsymbol{x} contains **sensory input** and **action output** that allow the AI to interact with the external environment.

2 Structure of logic

The central tenet of my theory is that the state \boldsymbol{x} of the AI system is consisted of **logic propositions** and that \boldsymbol{F} plays the role of the **logic consequence** operator \vdash :

$$\boxed{\text{propositions}} \mid \xrightarrow{\boldsymbol{F}} \boxed{\text{propositions}} \tag{2}$$

So our goal now is to elucidate the structure of \vdash . Currently the most elegant formulation is given by **categorical logic** or **topos theory**.

2.1 Curry-Howard correspondence

The Curry-Howard correspondence is a deep connection between logic and computation (in the form of type theory).

2.2 \forall and \exists as adjunctions

Let $\text{Forms}(\vec{x})$ denote the set of formulas with only the variables \vec{x} free.

Then there is a trivial operation of adding an additional dummy variable y :

$$* : \text{Forms}(\vec{x}) \rightarrow \text{Forms}(\vec{x}, y) \quad (3)$$

taking each formula $\phi(\vec{x})$ to itself.

It turns out that

and

are adjoints to the map $*$:

$$\exists \dashv * \dashv \forall \quad (4)$$

2.3 Sheaves and topos

Some **Set**-valued functors are **representable**, ie, isomorphic to a hom-functor.

2.4 Symmetry in logic

- **词语** 组成 **句子**, 类比於 逻辑中, **概念** 组成 **逻辑命题**
- 抽象地说, 逻辑语言 可以看成是一种有 2 个运算的 **代数结构**: 加法 (\wedge , 合并命题, 可交换) 和 乘法 (\cdot , 用作概念合成, 不可交换)
- 例如:

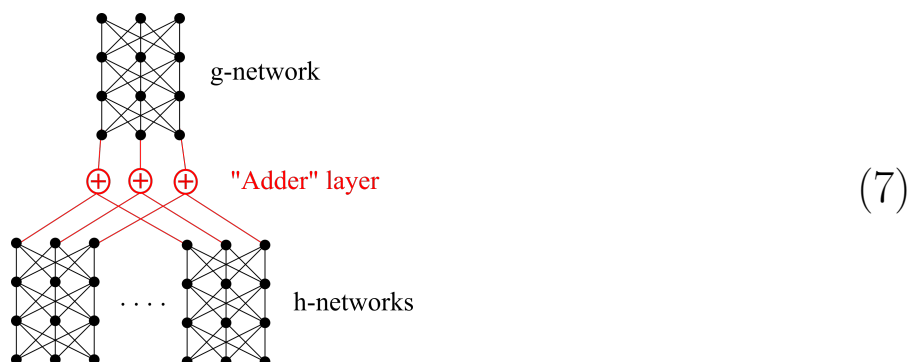
$$\begin{aligned} A \wedge B &\equiv B \wedge A \\ \text{下雨} \wedge \text{失恋} &\equiv \text{失恋} \wedge \text{下雨} \end{aligned} \quad (5)$$

- Word2Vec 也是革命性的; 由 Word2Vec 演变成 Sentence2Vec 则比较容易, 基本上只是 向量的 **合并** (concatenation); Sentence 对应於 逻辑命题
- 但 命题的 **集合** 需要用 symmetric NN 处理, 因为 集合的元素 是**顺序无关**的

2.5 Symmetric neural network

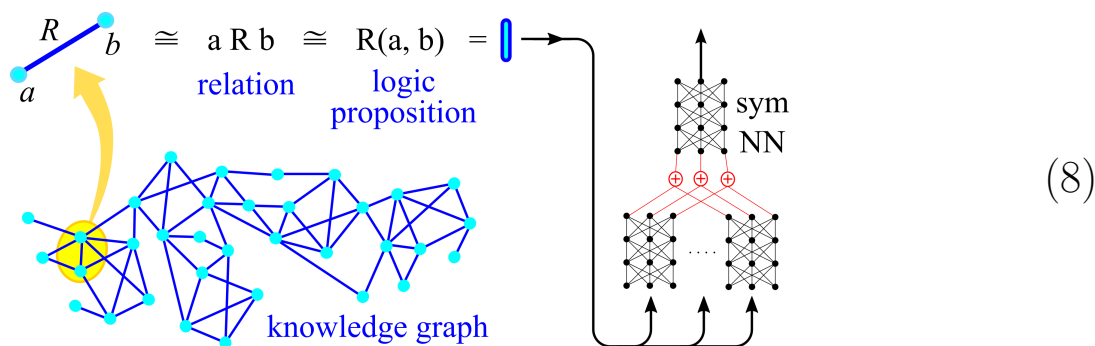
- Symmetric NN 问题 已经由 两篇论文解决了：
[PointNet 2017] [DeepSets 2017]
- Any symmetric function can be represented by the following form (a special case of the Kolmogorov-Arnold representation of functions):

$$f(x, y, \dots) = g(h(x) + h(y) + \dots) \quad (6)$$



2.6 知识图谱 (knowledge graphs)

- 知识图谱 不能直接输入神经网络，它必需分拆成很多 edges，每个 edge 是一个 关系，也是一个 逻辑命题；也可以说 “graphs are isomorphic to logic”



- 而这些 edges 似乎必需用 symmetric NN 处理，因为它们是 permutation invariant
- 逻辑化 建立了 知识图谱 和 BERT 之间的一道桥梁
接下来讨论 BERT....

2.7 逻辑与 AI 之间的联系

- 既然 AI 基於 逻辑，则 AI 与逻辑之间 必然存在 精确 (precise) 的联系
- BERT 似乎是在执行 句子之间的变换，而这些句子是 word embedding 的 concatenation，例如：

$$\text{苏格拉底} \cdot \text{是} \cdot \text{人} \xrightarrow{\text{BERT}} \text{苏格拉底} \cdot \text{会} \cdot \text{死} \tag{9}$$

这个做法看似很「粗暴」，其实它和 逻辑式子 的作用一样：

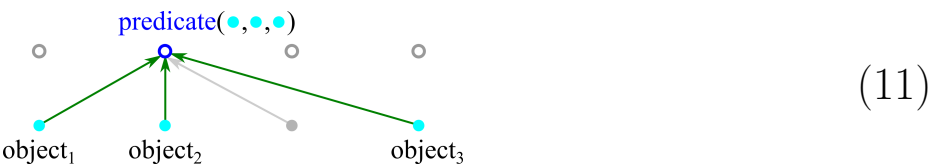
$$\forall x. \text{Human}(x) \Rightarrow \text{Mortal}(x) \tag{10}$$

而这式子，根据 Curry-Howard 对应，就是 (8) 的函数映射！

- 我会在另一辑 slides 里 简介一下这些理论；可以说，逻辑的 几何结构 是「永恒」的，它可以指示 AI 的 长远发展

2.8 谓词 (predicates) vs 命题 (propositions)

- “Predicate” 来自拉丁文「断言」的意思
- 逻辑里，predicate 代表一个 没有主体 / 客体 的断言，换句话说，是一个有「洞」的命题
- 命题 = 谓词 (predicate) + 主体 / 客体 (统称 objects)
- 例如：Human(John), Loves(John, Mary)
- 从逻辑的角度看，attention 的输出可以看成是 predicate 和 objects 的 结合：



- 形象地说：

$$\begin{aligned} \text{predicate} + \text{objects} &= \text{proposition} \\ \text{blue circle} + \text{cyan dots} \dots &= \text{blue line} \end{aligned} \tag{12}$$

2.9 对 逻辑主义 的质疑

- 很多人怀疑：人脑真的用 逻辑 思考吗？
- 其实我们每句表达的 语言，都是逻辑形式的 (logical form)
- 直觉认为，人脑 构造一些 models，再从 model 中「读出」一些结论
- 例如给定一个描述：「已婚妇人出轨，用刀刺死丈夫」



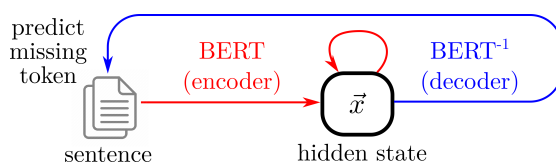
(13)

- 那么 妻子穿著什么衣服？衣服什么颜色？这些都是 臆想 出来的细节，是不正确的
- 这个 model 可以有哪些细节？答案是：任何细节都不可以有，除非是 逻辑上蕴含的，或被 逻辑约束
- Model 本身可以是一些 抽象的逻辑命题 构成的，这也合理；反而，一个有很多感官细节的 model 并不合理
- 其实人脑可能 比我们想像中 更接近逻辑

3 BERT as an alternative logic

3.1 BERT 的革命性意义：「闭环路训练」

- BERT 利用平常的文本 induce 出知识，而这 representation 具有 通用性 (universality)：



(14)

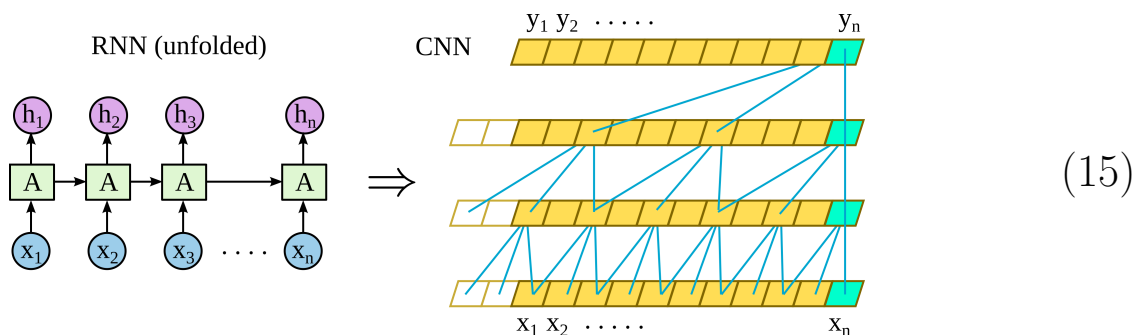
换句话说：隐状态的 representation 压缩了句子的意思，而它可以应用在别的场景下

- This implies that human-level AI can be *induced* from existing corpora, 而不需重复 像人类婴儿成长的学习阶段
- 这种训练方法是较早的另一篇论文提出，它并不属于 BERT 的内部结构

3.2 BERT 的内部结构

其实，BERT 也是混合了很多技巧 发展而成的：

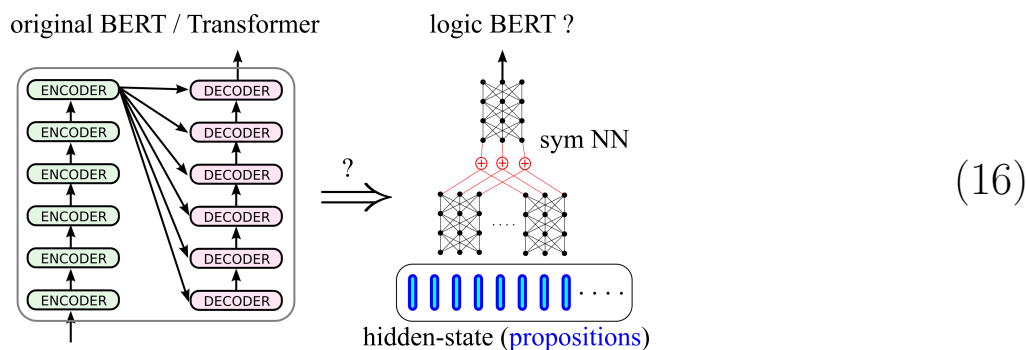
- BERT 基本上是一个 seq-to-seq 的运算过程
- Seq-to-seq 问题最初是用 RNN 解决的
- 但 RNN 速度较慢，有人提出用 CNN 取代：



- CNN 加上 attention mechanism 变成 Transformer
- 我的想法是重复这个思路，但引入 逻辑的对称性

3.3 BERT 的逻辑化

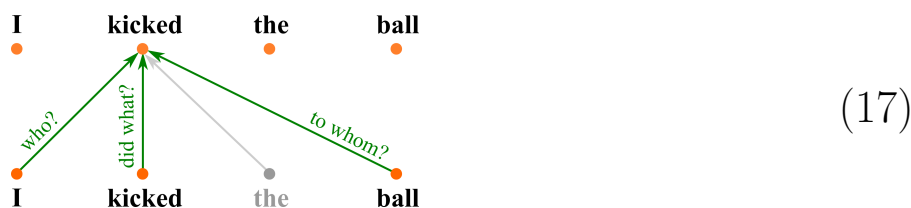
- 可以强迫 BERT 的 隐状态 变成 “set of propositions” 的形式，方法是将 对称性 施加在 Encoder 上：



- 下面会看到，BERT 的「注意力机制」已经是对称的，它可以做 逻辑推导

3.4 Attention 是什么？

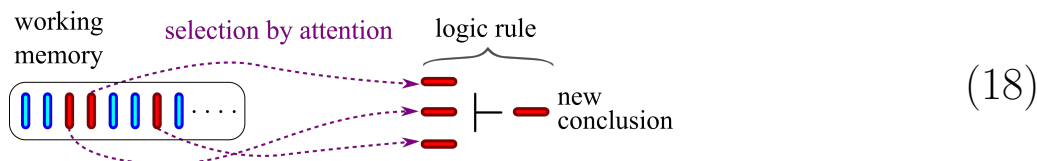
- 注意力 最初起源於 Seq2seq，后来 BERT 引入 self-attention
- Attention 的本质就是 加权，权值 可以反映 模型 关注的点
- For each input, attention weighs the **relevance** of every other input and draws information from them accordingly to produce the output
- 在 BERT 里，attention 是一种 **words** 之间的关系：



- 但，从逻辑的角度看，word \neq 命题
- 在逻辑学上，必需分清 命题**内部** 与 命题**之间** 这两个层次，非常关键！

3.5 “Attention is all you need” ?

- 类似地，**高层的** attention 可以处理 命题**之间** 的关系
- 我们希望 attention 做到的是 **选择**有关联的命题，去做逻辑推导：

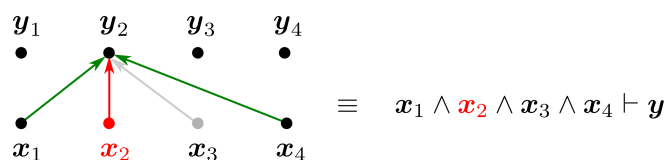


- 但从 N 个命题中选择 K 个，可以有 $\binom{N}{K}$ 个子集，是 exponential 的
- BERT 的做法是：每次只输出 N 个命题，而前提的 “support” 也是上一层的 全部 N 个命题，每个前提的「影响力」由 matrix 权重决定

- 根据 Curry-Howard isomorphism, BERT 的映射 其实对应於某种 另类的逻辑 (BERT 的设计者可能也意识到这点), 这种逻辑的好处是运行非常快
- BERT 的逻辑 看似有局限, 但这种表面的局限未必阻止它是 universal 的逻辑
- 关键是在 速度 与 逻辑的 expressive power 之间 找到平衡
- 最简单的 attention 公式是 (其中 $Q, K, V = \text{query, key, value 矩阵}$):

$$y_j = \sum_i \langle Qx_j, Kx_i \rangle Vx_i \quad (19)$$

(红色 代表注意力的 focus) 这对应於一个逻辑式子:



$$\equiv x_1 \wedge x_2 \wedge x_3 \wedge x_4 \vdash y_2 \quad (20)$$

亦即是说: y_j 是由 x_1, \dots, x_n 得出的逻辑结论 with focus on x_j

- 所谓 “focus” 并不是 逻辑概念, 它只是 BERT 加速的 heuristic
- 容易看到, attention 对於 x_1, \dots, x_n 是 交换不变的 (equivariant), 这表示每层 attention 的输出是一些 逻辑命题, 和我的理论相符
- Multi-head attention 亦有一个很好的逻辑解释: 即使 $\text{focus} = x_j$, 亦有其他不同的前提, 可以导致不同的结论, 例如:

$$x_1 \wedge x_2 \wedge x_3 \vdash y_1, \quad x_1 \wedge x_4 \wedge x_5 \vdash y_2 \quad (21)$$

3.6 BERT 为什么成功?

- 6 层的 BERT 有 $512 \times 6 = 3072$ 个 head, 如果 $8 \times \text{multi-head}$ 则有 24576 个

- Each head does not simply correspond to 1 formula in conventional logic, may require further in-depth analysis....
- 我的猜测是：BERT 的高层 representation 是一些有 “high-level” 意义的命题，就像在视觉中，高层特征 代表一些复杂的物体
- The embedding of high-level propositions in vector space may be “semantically dense”, meaning that slight changes in the vector position may convey many different meanings
- 由於 logic rules 是以 6 层的 hierarchy 组织而成，这結構具有 “deep learning” 的特性

3.7 改良 BERT：类似 attention 的方法

- The BERT attention formula (18) has some unnecessary restrictions, where generally we just need a symmetric function in the \mathbf{x}_i 's
- The general form of symmetric functions is given by (5)
- Immitating BERT, we introduce a “focus” of attention on \mathbf{x}_j :

$$\mathbf{y}_j = g(h(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_1) + + h(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_n)) \quad (22)$$

this preserves equivariance

- We can use this function to replace the entire BERT Encoder:



3.8 逆因推理 (abduction) 与 自然语言理解

- 根据 Jerry Hobbs 的 “abductive interpretation of natural language” 理论，语言理解 是一个 解释 (explain) 的过程

- **解释** 在逻辑上等同於 **逆因推理** (abduction), 亦即是 **逻辑蕴涵** (implication, $A \Rightarrow B$) 的反方向
- 举例来说: 天气热 \Rightarrow 流汗, 所以「天气热」就是「流汗」的 **解释**
- 这个理论 今天很少人知道, 因为属於 经典逻辑 AI 时期

2013 年 他
获得
计算语言学
终身成就奖



3.9 捕捉更广泛的 semantics

- 阅读时, 我们 (人脑) 有时可以预测下个 word (这是 BERT 训练的目标), 但有时即使不能预测, 但看到 next word 之后, 仍会有某种「意料之内」的感觉
- 举例来说:

「天气热, 我不停 流汗」

「天气热, 我不停 吃冰淇淋」

第二个例子是比较少见的, 但也合理

- (从逻辑角度看) BERT 只会预测 **最有可能** 的结论:

$$\text{前提} \xrightarrow{\text{BERT}} \text{预测} \quad (24)$$

其实我们想要的是:

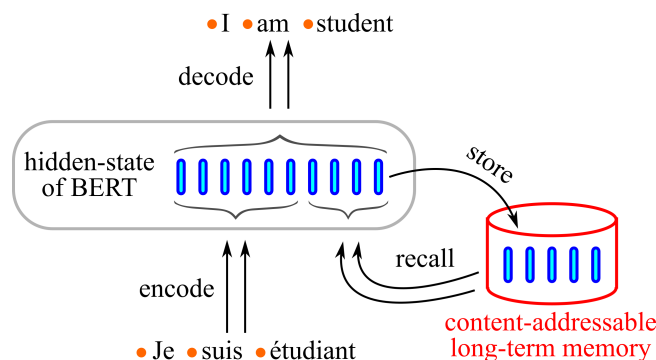
$$\text{前提} \xrightarrow{\quad} \text{很多不同的 预测} \quad (25)$$

而只要其中一个预测成功, 即给予「奖励」

- 这个情况和 **强化学习** 中的 “stochastic actions” 类似, 需要的是: stochastic, multi-modal, continuous actions (例如 SAC, soft actor-critic)

3.10 Content-addressable long-term memory

- Content-addressable memory 的想法来自 Alex Graves *et al* 的 Neural Turing Machine [2014]
- 以前 BERT 的隐状态 没有逻辑结构，我们不是很清楚它的内容是什么；逻辑化之后，BERT 内部的命题可以储存在 长期记忆 中：



(26)

- 这种系统 已非常接近 strong AI，而这是有赖 逻辑化 才能做到的
- 但这个 idea 暂时仍未成熟，有待更多研究

4 References

欢迎提问和讨论 ☺

References

- [1] Alex Graves, Greg Wayne, and Ivo Danihelka. “Neural Turing Machines”. In: *CoRR* abs/1410.5401 (2014). arXiv: 1410.5401. URL: <http://arxiv.org/abs/1410.5401>.
- [2] Qi et al. “Pointnet: Deep Learning on Point Sets for 3D Classification and Segmentation”. In: *CVPR* (2017). <https://arxiv.org/abs/1612.00593>.
- [3] Zaheer et al. “Deep sets”. In: *Advances in Neural Information Processing Systems* 30 (2017), pp. 3391–3401.